



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 103327608 B

(45) 授权公告日 2015. 12. 02

(21) 申请号 201310273064. 4

(22) 申请日 2013. 07. 02

(73) 专利权人 哈尔滨工程大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区南通大街 145 号哈尔滨工程大学科技处知识产权办公室

《IEEE》. 2005,

Guiming Wu, Xianghui Xie, Yong Dou, Junqing Sun. Parallelizing Sparse LU Decomposition on FPGAs. 《IEEE》. 2012,

审查员 孙敏

(72) 发明人 赵春晖 许云龙 黄辉 王桐 陈春雨

(51) Int. Cl.

H04W 64/00(2009. 01)

H04B 17/318(2015. 01)

(56) 对比文件

CN 101350635 A, 2009. 01. 21,

CN 101363909 A, 2009. 02. 11,

JP 特开 2013-101598 A, 2013. 05. 23,

Dmitry Malioutov, Müjdat & Cedil etin, Alan S. Willsky. A Sparse

Signal Reconstruction Perspective for Source Localization With Sensor Arrays.

权利要求书2页 说明书6页 附图5页

(54) 发明名称

一种稀疏化节点定位算法

(57) 摘要

本发明提供了一种稀疏化节点定位算法。该算法通过网格化感知区域把节点定位问题转化为稀疏信号重构问题。然后,采用 LU 分解的预处理方法,对观测矩阵进行预处理,使其有效地满足了约束等距性条件。最后,针对稀疏定位模型中,确定的稀疏信号是近似稀疏信号的问题,采用质心算法来提升算法的定位性能。本发明引入压缩感知理论,通过网格化感知区域能把节点定位问题有效地转化为稀疏度为 1 的 N 维向量重构问题,有效地挖掘了节点自身的特点来完成节点自定位。



1. 一种稀疏化节点定位算法,包括下列步骤:

(1) 节点收集移动信标节点在不同位置处的信息,并建立稀疏化的定位模型,

1.1) 移动信标节点不停地在整个网络区域内移动,并周期性的发送信标信号;

1.2) 目标节点接到在感知区域内所有的信标信号并将其记录下来;

1.3) 目标节点根据获得的信标信号,来确定自身的感知区域和建立稀疏化定位模型,确定观测矩阵和观测值;

(2) 通过 LU 分解对观测矩阵 A 和观测值 Y 进行预处理,其中 LU 分解唯一地确定一个  $M \times M$  的正线下三角阵 L 和一个  $M \times N$  酉矩阵 U,使  $A = LU$ ,且有  $UU^T = I_M$ ,  $(\cdot)^T$  表示的是矩阵的转置,并得到新的观测矩阵和观测值;

(3) 根据步骤 (2) 中得到的新的观测矩阵和观测值,利用压缩感知重建算法以及稀疏信号  $X'$ ,重构稀疏信号 X:

$$X = \begin{bmatrix} 1/\|U_1\| & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1/\|U_2\| & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1/\|U_N\| \end{bmatrix} X'$$

其中,  $U_1, U_2, \dots, U_N$  为矩阵 U 的列向量;

(4) 利用质心算法得到目标节点的估计位置,

4.1) 利用步骤 (3) 中重构出来的稀疏信号 X,归一化得到感知区域中各个网格与目标节点的权值系数;

4.2) 利用得到权值系数,通过加权质心算法得到目标节点的估计位置,过程如下:

通过稀疏信号 X,来决定 N 个网格对目标节点坐标估计的权值大小,即有:

$$(x, y) = \sum_{i=1}^N \omega_i (x_i, y_i)$$

其中,  $(x, y)$  即为目标节点坐标估计,  $(x_i, y_i)$  为第 i 个网格中心点的坐标位置,  $\omega_i$  为第 i 个网格目标节点坐标估计的权值大小,  $\omega_i$  用下式表示:

$$\omega_i = x_i / \sum_{i=1}^N x_i$$

2. 如权利要求 1 所述的稀疏化节点定位算法,其特征在于:所述建立稀疏化定位模型包括如下步骤:

一个目标节点感知到 M 个信标点的信号,利用这 M 个信标点来确定该节点的无线感知区域,并将此区域均匀地网格化为 N 个网格,将目标节点所在的网格看作 1,其他网格看作 0;

稀疏信号  $X \in R^N$  在观测矩阵  $A_{M \times N}$  的投影下,转换为线性观测值如下:

$$Y = A_{M \times N} X \in R^M, M \ll N;$$

在稀疏化的定位模型中,观测矩阵 A 中的元素  $RSS_{m,n}$  ( $1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N$ ) 为第 m 个信标点到第 n 个网格中心点的信号接收强度;

稀疏信号 X 的压缩采样过程可描述如下:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} RSS_{1,1} & RSS_{1,2} & \cdots & RSS_{1,N} \\ RSS_{2,1} & RSS_{2,2} & \cdots & RSS_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ RSS_{M,1} & RSS_{M,2} & \cdots & RSS_{M,N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}$$

式中： $y_m$ 为普通节点接收到第  $m$  个信标点的信号强度，若该节点存在于第  $n$  个网格中，则  $x_n = 1$ ，否则， $x_n = 0$ ， $X$  是 1 稀疏信号；

利用稀疏化定位模型中一些位置已知的信标点来确定感知区域的位置，得到如下所示的感知区域坐标：

$$x_{\min} = \min \{x_i, \max_{i=1}^M (x_i - r)\} \quad x_{\max} = \max \{x_i, \min_{i=1}^M (x_i + r)\}$$

$$y_{\min} = \min \{y_i, \max_{i=1}^M (y_i - r)\} \quad y_{\max} = \max \{y_i, \min_{i=1}^M (y_i + r)\}$$

其中， $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 、 $y_{\max}$  表示的是节点感知区域的  $x$ 、 $y$  轴坐标的最小值和最大值， $x_i$  和  $y_i$  表示的是第  $i$  个信标点的  $x$ 、 $y$  轴坐标， $r$  是节点的通信半径， $M$  是目标节点感知到的信标点的个数。

3. 如权利要求 1 或 2 所述的稀疏化节点定位算法，其特征在于：所述的通过 LU 分解对观测值  $Y$  进行预处理，以确定新的观测值  $Y'$  的方法如下：

$$Y' = (L)^* Y = (L)^* A X = (L)^* L U X = U X = \Phi X$$

$$\begin{bmatrix} \|U_1\| & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \|U_2\| & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \|U_N\| \end{bmatrix} X = \Phi X$$

## 一种稀疏化节点定位算法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种基于一个移动信标节点下的静态无线传感器网络节点的定位方法,具体的说是一种稀疏化节点定位算法。

### 背景技术

[0002] 无线传感器网络是通过自组织快速形成的一种分布式网络。由于网络资源和成本的限制,网络中的节点不能全都依靠 GPS 完成定位。然而,网络中传感器的覆盖、布局以及目标定位等都须依靠节点的位置。因此,无线传感器网络中节点的自身定位是至关重要的。随着传感器网络节点定位技术的不断深入研究,基于移动信标的节点定位方法受到人们越来越多的关注。典型的算法有基于 RSSI 的定位算法、HADO 算法、MAP 类算法等。其中,基于 RSSI 定位算法需要附加测距设备;HADO 算法计算量大,且对移动信标的移动路径有较高的要求;MAP 类算法的定位精度易受弦方位精度的影响。

### 发明内容

[0003] 本发明的目的在于提供一种低成本、有效、易于实现且高精度的基于移动信标条件下的稀疏化节点定位算法。

[0004] 本发明的目的是这样实现的:

[0005] 一种稀疏化节点定位算法,包括下列步骤:

[0006] (1) 节点收集移动信标节点在不同位置处的信息,并建立稀疏化的定位模型,

[0007] 1.1) 移动信标节点不停地在整个网络区域内移动,并周期性的发送信标信号;

[0008] 1.2) 目标节点接到在其感知区域内所有的信标信号并将其记录下来;

[0009] 1.3) 目标节点根据获得的信标信号,来确定自身的感知区域和建立稀疏化定位模型,确定观测矩阵和观测值。

[0010] (2) 由于(1)中确定的观测矩阵不满足等距约束条件,通过 LU 分解对观测矩阵和观测值进行预处理,得到新的观测矩阵和观测值。

[0011] (3) 根据(2)中得到的新的观测矩阵和观测值,利用压缩感知重建算法以及稀疏信号  $X'$ ,重构稀疏信号  $X$ 。

[0012] (4) 利用质心算法得到目标节点的估计位置,

[0013] 4.1) 利用步骤(3)中重构出来的稀疏信号  $X$ ,归一化得到感知区域中各个网格与目标节点的权值系数;

[0014] 4.2) 利用得到权值系数,通过加权质心算法得到目标节点的估计位置。

[0015] 本发明的技术构思为:在该算法中利用节点自身的特点,通过网格化感知区域能把节点定位问题有效地转化为稀疏度为 1 的  $N$  维向量重构问题,把无线传感器节点自定位问题转化为压缩感知问题,并利用 LU 分解有效地解决在稀疏化定位模型中确定的观测矩阵不满足约束等距性条件的问题,最后利用质心算法来解决稀疏化定位模型中,稀疏信号是个近似稀疏信号的问题。

[0016] 本发明方法的有益效果主要表现在：1. 保证了压缩感知算法的重建性能，并保证了算法的节点定位精度，提高了算法的可靠性；2. 对移动信标并无限制，定位较为简单；3. 定位整个网络中所有的节点，所需的移动信标点较少；4. 对移动信标的移动轨迹没有限制，算法的实现较便利。

### 附图说明

- [0017] 图 1 是本发明所提出的稀疏化定位算法的流程图；  
 [0018] 图 2 是稀疏化定位模型图；  
 [0019] 图 3 是在理想环境下的节点分布图  
 [0020] 图 4 是存在着障碍物下的节点分布图；  
 [0021] 图 5 是目标节点在理想环境下的位置误差图；  
 [0022] 图 6 是目标节点在障碍物下的位置误差图；  
 [0023] 图 7 是 GPS 误差对算法的定位性能影响表  
 [0024] 图 8 是节点通信半径对算法的定位性能影响表；  
 [0025] 图 9 是信噪比对算法的定位性能影响表。

### 具体实施方式

[0026] 下面结合附图对本发明做更详细地描述：

[0027] 参照图(1)，一种稀疏化节点定位算法，所述的方法包括以下步骤：(1) 网络中移动信标节点在移动的同时，周期性地发送信标信号。目标节点对其感知区域内的信标信号进行接收，得到信标点信号的接收强度，并确定这些信标点的位置。

[0028] 稀疏化定位模型的建立：一个目标节点可感知到 M 个信标点的信号，利用这 M 个信标点来确定该节点的无线感知区域，并将此区域均匀地网格化为 N 个网格。将目标节点所在的网格看作 1，其他网格看作 0，将节点的定位问题转化为网格化的稀疏度为 1 的 N 维向量重构问题。

[0029] 由压缩感知理论可知：稀疏信号  $X \in R^N$  在测量矩阵  $A_{M \times N}$  ( $M \ll N$ ) 的投影下，可转换为线性观测值 Y 如下：

$$[0030] \quad Y = A_{M \times N} X \in R^M$$

[0031] 在稀疏化的定位模型中，测量矩阵 A 中的元素  $RSS_{m,n}$  ( $1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N$ ) 为第 m 个信标点 to 第 n 个网格中心点的信号接收强度。

[0032] 稀疏信号 X 的压缩采样过程可描述如下：

[0033]

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} RSS_{1,1} & RSS_{1,2} & \cdots & RSS_{1,N} \\ RSS_{2,1} & RSS_{2,2} & \cdots & RSS_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ RSS_{M,1} & RSS_{M,2} & \cdots & RSS_{M,N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}$$

[0034] 式中： $y_m$  为普通节点接收到第 m 个信标点的信号强度。若该节点存在于第 n 个网格中，则  $x_n=1$ ，否则， $x_n=0$ 。X 是 1 稀疏信号。通过网格化感知区域，节点定位问题就变成了压缩感知重构问题。

[0035] 稀疏化定位模型中,由于目标节点的位置未知,其感知区域的位置无法确定。又由于在其感知区域内,存在着一些位置已知的信标点,则利用这些信标点来确定感知区域的位置。为了让感知区域的覆盖范围尽量小,并包含所有的信标点,于是得到如下所示的感知区域坐标:

$$[0036] \quad x_{\min} = \min \{x_i, \max_{i=1}^M (x_i - r)\} \quad x_{\max} = \max \{x_i, \min_{i=1}^M (x_i + r)\}$$

$$[0037] \quad y_{\min} = \min \{y_i, \max_{i=1}^M (y_i - r)\} \quad y_{\max} = \max \{y_i, \min_{i=1}^M (y_i + r)\}$$

[0038] 其中,  $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 、 $y_{\min}$ 、 $y_{\max}$  表示的是节点感知区域的  $x$ 、 $y$  轴坐标的最小值和最大值。 $x_i$  和  $y_i$  表示的是第  $i$  个信标点的  $x$ 、 $y$  轴坐标,  $r$  是节点的通信半径,  $M$  是目标节点感知到的信标点的个数。

[0039] 在实际定位中,某一节点的感知区域内可能存在非常多的信标点。若所有这些信标点都参加该节点的定位,必将加大该节点的计算量。又由于在信标点个数达到一定值之后,过多的信标点对节点定位性能影响不大。因此,在实际应用中应合理的选择信标点个数。

[0040] (2) 由于稀疏化定位模型中,测量矩阵  $A$  是通过信标点与网格之间的信号衰减得到的,其无法满足等距约束条件,为了使测量矩阵  $A$  满足等距约束条件,保证算法的重建性能,本发明通过 LU 分解对测量矩阵  $A$  进行预处理,其过程如下:

[0041] 由 LU 分解定理可知,对测量矩阵  $A$  进行 LU 分解可以唯一地确定一个  $M \times M$  的正线下三角阵  $L$  和一个  $M \times N$  酉矩阵  $U$ ,使  $A=LU$ ,且有  $UU^T=I_M$ ,  $(\cdot)^T$  表示的是矩阵的转置。对  $A$  的每一行进行 Schmidt 正交化、单位化可以求得酉矩阵  $U$ 。 $A$  的行 Schmidt 正交化过程如下:

$$[0042] \quad B_1=A_1$$

$$[0043] \quad B_2=A_2 - \frac{\langle A_2, B_1 \rangle}{\langle B_1, B_1 \rangle} B_1$$

$$[0044] \quad \vdots$$

$$[0045] \quad B_M=A_M - \frac{\langle A_M, B_1 \rangle}{\langle B_1, B_1 \rangle} B_1 - \dots - \frac{\langle A_M, B_{M-1} \rangle}{\langle B_{M-1}, B_{M-1} \rangle} B_{M-1}$$

[0046] 其中,  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  表示的是两向量间的内积,  $A_1, A_2, \dots, A_M$  为  $A$  的行向量,将其通过 Schmidt 正交化得到相互正交的行向量  $B_1, B_2, \dots, B_M$ ,  $B=[B_1^T, B_2^T, \dots, B_M^T]^T$  对  $B$  进行行单位化酉矩阵  $U$ :

$$[0047]$$

$$U = \begin{bmatrix} 1/\|B_1\| & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/\|B_2\| & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1/\|B_M\| \end{bmatrix} B$$

[0048] 其中,  $\|\cdot\|$  表示的是向量的模值。然后,列单位化矩阵  $U$ ,即可确定新的测量矩阵  $\Phi$  如下:

[0049]

$$U = \Phi \begin{bmatrix} \|U_1\| & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \|U_2\| & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \|U_N\| \end{bmatrix}$$

[0050] 其中,  $U_1, U_2, \dots, U_N$  为矩阵  $U$  的列向量。由于  $U$  的行向量正交, 且  $\Phi$  是通过单位化  $U$  的列向量得到, 则  $\Phi$  是压缩感知理论中常用的观测矩阵之一的部分正交矩阵, 即  $\Phi$  是完全满足等距约束条件的。

[0051] 又由于  $UU^T = I_M$ , 矩阵  $L$  可以通过下式求得:

$$[0052] \quad L = AU^T$$

[0053] 对观测值  $Y$  进行  $LU$  分解预处理, 可确定新的观测值  $Y'$ :

[0054]

$$Y' = (L)^* Y = (L)^* AX = (L)^* LUX = UX = \Phi \begin{bmatrix} \|U_1\| & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \|U_2\| & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \|U_N\| \end{bmatrix} X = \Phi X'$$

[0055] 通过上式可以看出  $X'$  能被表示为:

[0056]

$$X' = \begin{bmatrix} \|U_1\| & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \|U_2\| & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \|U_N\| \end{bmatrix} X$$

[0057] 由于  $X$  是稀疏的, 且  $X'$  是由  $X$  左乘一个对角矩阵得到, 则  $X'$  也是稀疏的, 且  $X'$  与  $X$  的稀疏度相同。又由于  $\Phi$  是完全满足等距约束条件的, 则依据压缩感知理论,  $X'$  能被准确的重构出来。

[0058] (3) 通过上一步确定的观测矩阵和观测值, 利用压缩感知重建算法, 来恢复稀疏信号  $X'$ :

$$[0059] \quad Y' = \Phi X'$$

[0060] 利用稀疏信号  $X'$  可以通过下式还原出原稀疏信号  $X$ :

[0061]

$$X = \begin{bmatrix} 1/\|U_1\| & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1/\|U_2\| & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1/\|U_N\| \end{bmatrix} X'$$

[0062] (4) 由于目标节点分布是随机的, 其不一定在网络的中心点, 则稀疏信号  $X$  是个近似稀疏度为 1 的稀疏信号。为了准确地估计目标节点的位置, 本发明采用加权质心算法对其进行改进, 得到目标节点的估计位置。过程如下: 通过稀疏信号  $X$ , 来决定  $N$  个网格对目

标节点坐标估计的权值大小, 即有:

$$[0063] \quad (x, y) = \sum_{i=1}^N \omega_i (x_i, y_i)$$

[0064] 其中,  $(x, y)$  即为目标节点坐标估计,  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个网格中心点的坐标位置,  $\omega_i$  为第  $i$  个网格目标节点坐标估计的权值大小, 其可以用下式表示:

$$[0065] \quad \omega_i = x_i / \sum_{i=1}^N x_i$$

[0066] 参照图 2, 首先, 可以利用目标节点能够感知到的  $M$  个信标点确定该节点的感知区域。然后, 将所确定的感知区域均匀地划分为  $N$  个网格。最后, 将该节点所在的网格令为 1, 其余均为 0。由此得到了算法的稀疏化定位模型。

[0067] 参照图 3、图 4, 其中图 3 显示的是理想环境下的节点分布图, 在实际的应用中, 网络中往往存在着各种障碍物, 如建筑等, 而图 4 描述的是在网络的 4 个角落上存在着 4 个长方形障碍物时的节点分布图。

[0068] 本发明实施例用来解释说明本发明, 而不是对本发明进行限制, 在本发明的精神和权利要求的保护范围内, 对本发明作出的任何修改和改变, 都落入本发明的保护范围。

[0069] 实施例

[0070] 参照图 5、图 6, 在一个  $100\text{m} \times 100\text{m}$  的方形区域内随机地分布着 1000 个普通节点。区域内所有的普通节点和信标节点的通信半径均为 20m, 其中, 信标节点最大移动速度为  $20\text{m/s}$ , 且其移动路径遵循 RWP 模型。其中, 算法将节点感知区域划分为  $15 \times 15$  的网格, 信标点发射的信号强度  $P_t = -40\text{dBm}$ , 信噪比为 20dB。当节点感知到的信标点个数小于 8 时,  $M$  取实际的信标点个数; 当大于或等于 8 时, 则取其中信号强度最强的 8 个信标点进行定位, 也就是说  $M=8$ 。算法中设定信标点每 1 秒中广播一次信标信号, 广播 400 次 (之后的仿真实验参数同此参数)。图 5 和图 6 分别描述的是在理想环境 (图 3) 下和存在障碍物环境 (图 4) 下的节点定位误差图, 可以看出在任何环境下, 节点的定位误差大部分均小于 2.5m, 而最大定位误差也在 20m 以内。在障碍物环境下的定位性能与理想环境下的定位性能相比要差, 并且在障碍物环境下还存在着节点没有被定位到, 图 6 中圆圈表示的是没有定位到的节点。许多节点在障碍物的遮挡下, 只能感知到很少的信标点, 或者感知不到信标点, 这将对算法的定位性能产生一定的影响。此时, 需提高信标节点的广播次数来改善算法的性能。

[0071] 参照图 7, 在实际应用中, GPS 设备常常会有一定的定位误差。其中信标点 GPS 误差标准差为 0.05m, 平均定位误差分别为 0m, 0.1m, 0.2m, 0.3m, 0.4m。算法的定位性能整体上均随着 GPS 平均定位误差的增大而缓慢的降低, 这是由于随着 GPS 平均定位误差变大, 移动信标自身的误差越来越大, 因此定位性能也越来越差。同时由于实验存在着随机性, 在 GPS 平均定位误差为 0m 时, 其平均定位误差要大于 GPS 平均定位误差为 0.5m 时的平均定位误差。

[0072] 参照图 8, 分析了算法在不同的通信半径下的定位性能。算法整体上均随着通信半径的增大, 定位性能将降低, 这是由于随着半径的增大, 对节点的地理位置的限制更弱, 因此算法的性能更低。此外, 其在通信半径非常小时的定位性能没有通信半径较大时的性能好, 这是由于在通信半径小时, 每个节点接收到的信标点数很少, 有些节点接收到的信标点



的个数不到 8 个。因此,在通信半径非常小时,算法的定位性能会受到影响。此时,通过适当的提高信标节点的广播次数来改善算法的性能。

[0073] 参照图 9,随着信噪比的减小,算法的定位性能也不断的降低。这是由于噪声的增大,节点接收到的信标信号将越来越不准确,因此算法的性能将降低。然而,在图 9 中还可以发现:即使信噪比为 0dB 时,算法的平均定位误差、最大定位误差和误差标准差仍然不是很大,鲁棒性较强。



图 1

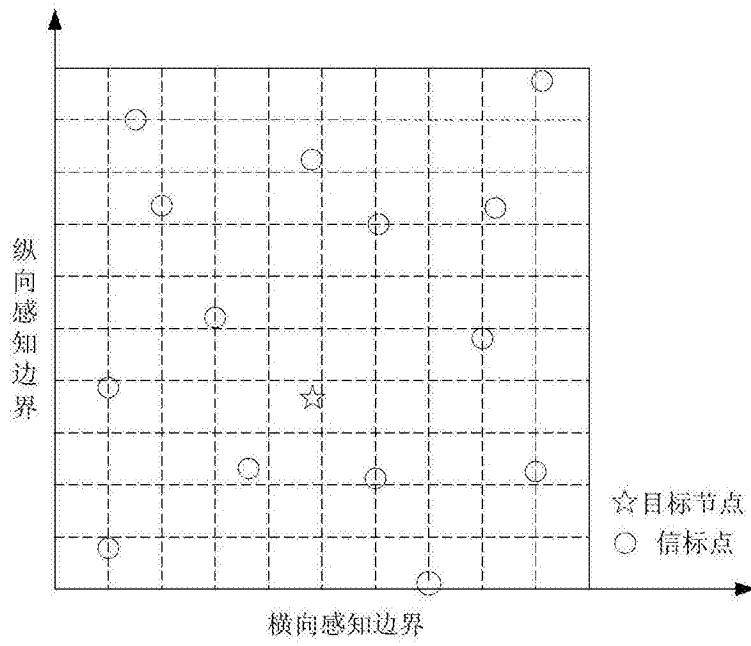


图 2

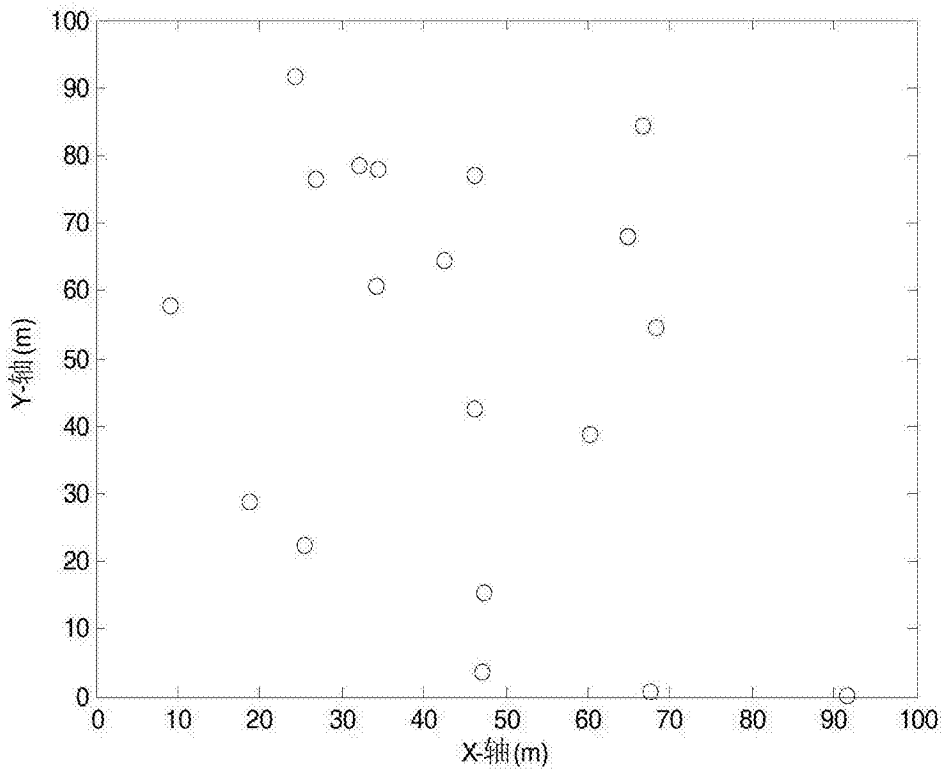


图 3

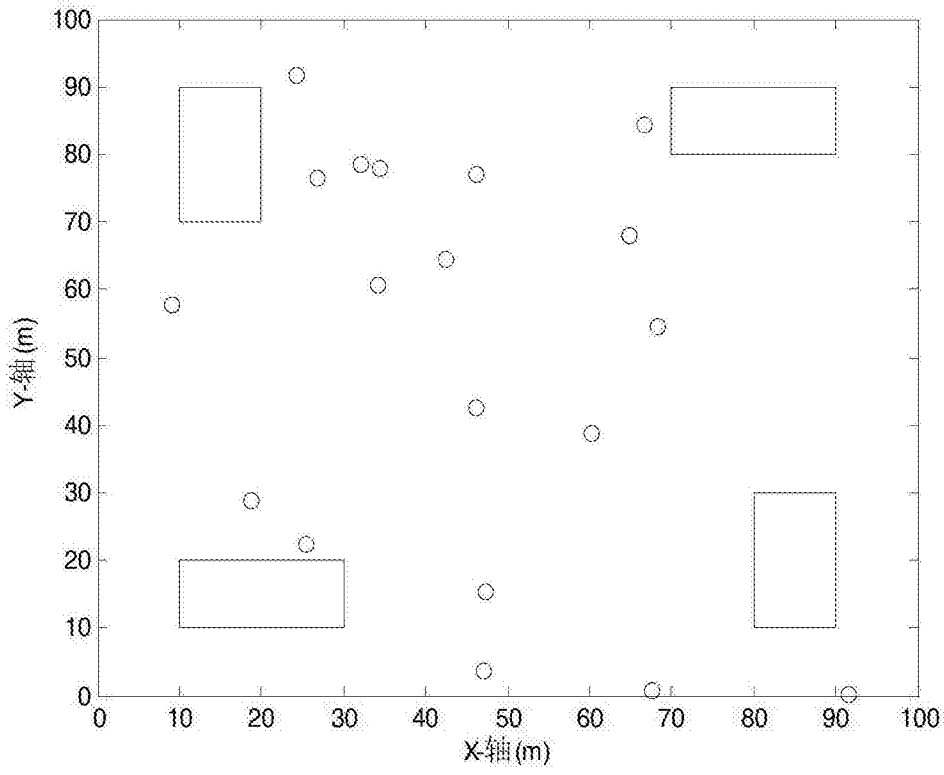


图 4

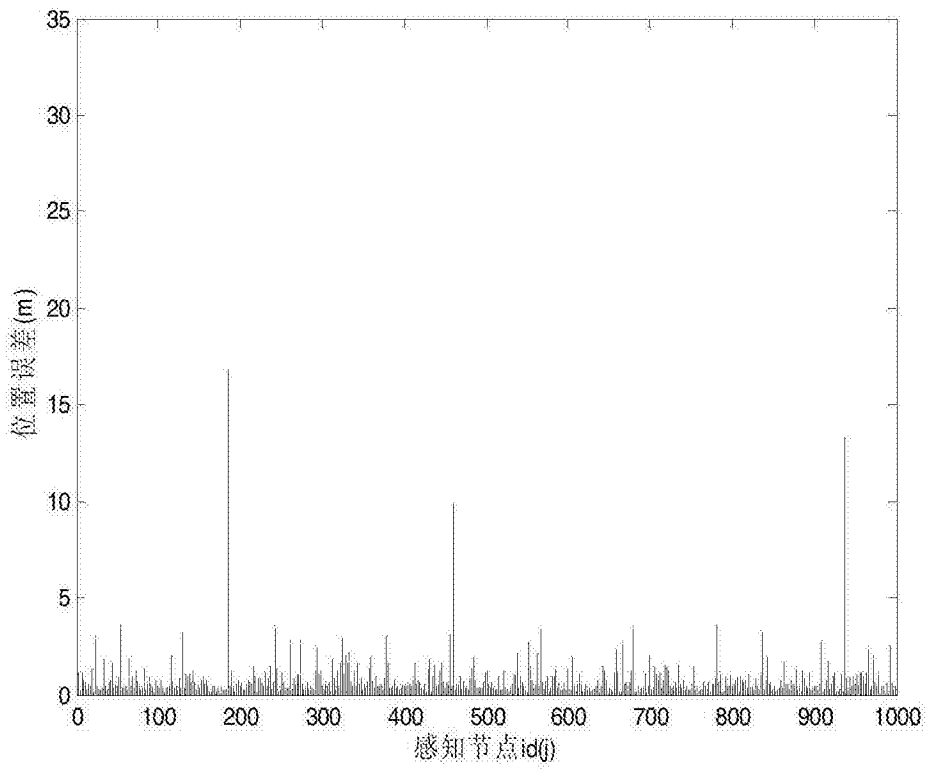


图 5

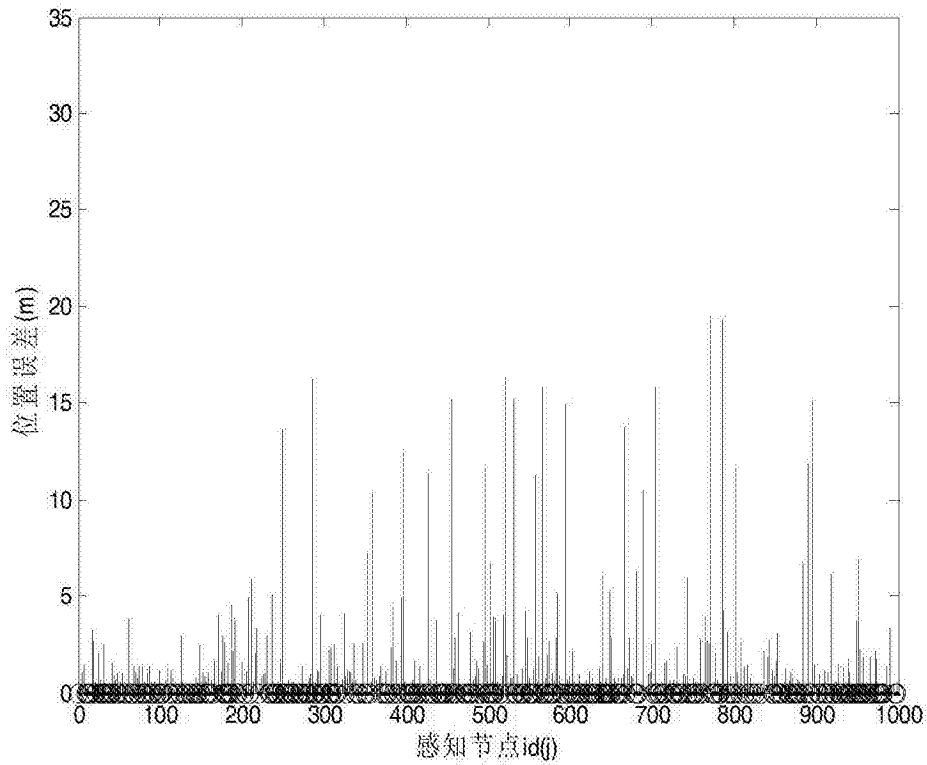


图 6

GPS 误差均值 (m)	平均定位误差 (m)	最大定位误差 (m)	误差标准差 (m)
0	0.8447	17.6483	1.2190
0.1	0.8085	18.6356	1.2283
0.2	0.8595	20.5021	1.3197
0.3	0.9533	20.3859	1.3311
0.4	1.1915	21.2123	1.8018

图 7

通信半径 (m)	平均定位误差 (m)	最大定位误差 (m)	误差标准差 (m)
10	0.5362	11.5882	1.2382
15	0.4594	14.8159	0.9730
20	0.7713	17.0386	1.1292
25	1.6141	24.1824	2.5443
30	2.0917	29.9291	3.4586

图 8

信噪比 (dB)	平均定位误差 (m)	最大定位误差 (m)	误差标准差 (m)
0	2.1982	22.0696	2.2786
5	1.8379	21.8558	2.2159
10	1.3263	18.8903	1.7402
15	0.9778	19.0711	1.5816
20	0.7713	17.0386	1.1292
25	0.6680	18.4254	1.0836
30	0.5886	17.4583	1.0687

图 9